

УДК 681.3.06

## РАЗРАБОТКА ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ С НЕЧЕТКО-НЕЙРОСЕТЕВЫМИ КОМПОНЕНТАМИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОЦЕНКИ КОМПЕТЕНТНОСТИ СТУДЕНТОВ

**О.И. Пятковский, М.В. Гунер**

Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова  
г. Барнаул

Статья посвящена разработке технологии построения гибридных интеллектуальных систем, методов нечеткого моделирования, а также программного комплекса, реализующего нечеткие нейронные сети Такаги-Сугено-Канга. На примере решения задачи оценки компетентности студентов доказывается эффективность применения и превосходство гибридного подхода и логически прозрачных нейронных сетей TSK.

**Ключевые слова:** гибридная экспертная система, интеллектуальная система, нечеткие нейронные сети, оценка компетентности студентов, Бизнес-Аналитик

На сегодняшний день одним из актуальных вопросов в сфере образования является переход ВУЗов страны на двухуровневую систему подготовки с присвоением выпускникам квалификации «бакалавр» после 4 лет обучения и квалификации «магистр» после последующего двухгодичного обучения. Ключевым элементом новизны Федеральных государственных образовательных стандартов третьего поколения (ФГОС-3) является применение компетентностного подхода – подхода, акцентирующего внимание на результате образования, причем в качестве результата рассматривается не сумма усвоенной информации, а способность применять знания, умения и личностные качества для успешной деятельности в определенной области [1, 9].

Оценка рейтинга студента – сложная функция, которая включает в себя оценку компетентности за время обучения в университете, социально-психологический портрет, уровень довузовской подготовки и оценку профессиональной пригодности работодателем. Согласно ФГОС ВПО различают общекультурные компетенции (ОК) и профессиональные (ПК), последние в свою очередь включают общепрофессиональные, проектную деятельность, организационно-управленческую и производственно-технологическую, аналитическую и научно-исследовательскую [10].

Все полученные компетенции должны подкрепляться личными качествами, такими как коммуникабельность, конфликтность, объективность, готовность к риску, предпринимательские способности, самооценка, сила

характера, мотивация к успеху, работоспособность, прилежность, увлеченность, терпимость, саморазвитие, стрессоустойчивость, лидерские качества и т.д. [1].

**Цель работы** – разработать инструментальную среду, программный комплекс для построения гибридных экспертных систем с нечетко-нейросетевыми компонентами; предложить и настроить в интеллектуальной системе «Бизнес Аналитик» методику оценки компетентности студентов; провести вычислительные эксперименты и проверить адекватность полученных результатов.

В гибридных экспертных системах задачу обычно представляют в виде иерархического дерева подзадач, для каждой из которых можно указать свой метод решения [6, 7]. В разработанной интеллектуальной системе «Бизнес Аналитик» имеется возможность использования четырех типов решателей: формула, экспертная система с нечеткой логикой, нейронные сети и нечеткие нейронные сети Такаги-Сугено-Канга (рис. 1).

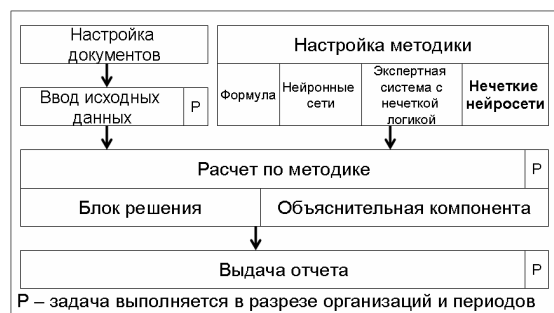


Рисунок 1 – Структура интеллектуальной системы «Бизнес Аналитик»

## РАЗРАБОТКА ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ С НЕЧЕТКО-НЕЙРОСЕТЕВЫМИ КОМПОНЕНТАМИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОЦЕНКИ КОМПЕТЕНТНОСТИ СТУДЕНТОВ

Вся технология построения гибридной экспертной системы включает в себя следующие этапы: выявление целей исследования, подбор экспертной группы и оценка компетентности экспертов, формирование совокупности влияющих показателей (построение иерархии задач или дерева целей), форми-

рование структуры поля знаний, выбор методов, решателей в узлах поля знаний, настройка решателей в узлах поля знаний, проведение экспериментов, интерпретация результатов и объяснение, оценка адекватности модели, настройка механизмов адаптации к предметной области [2, 7].

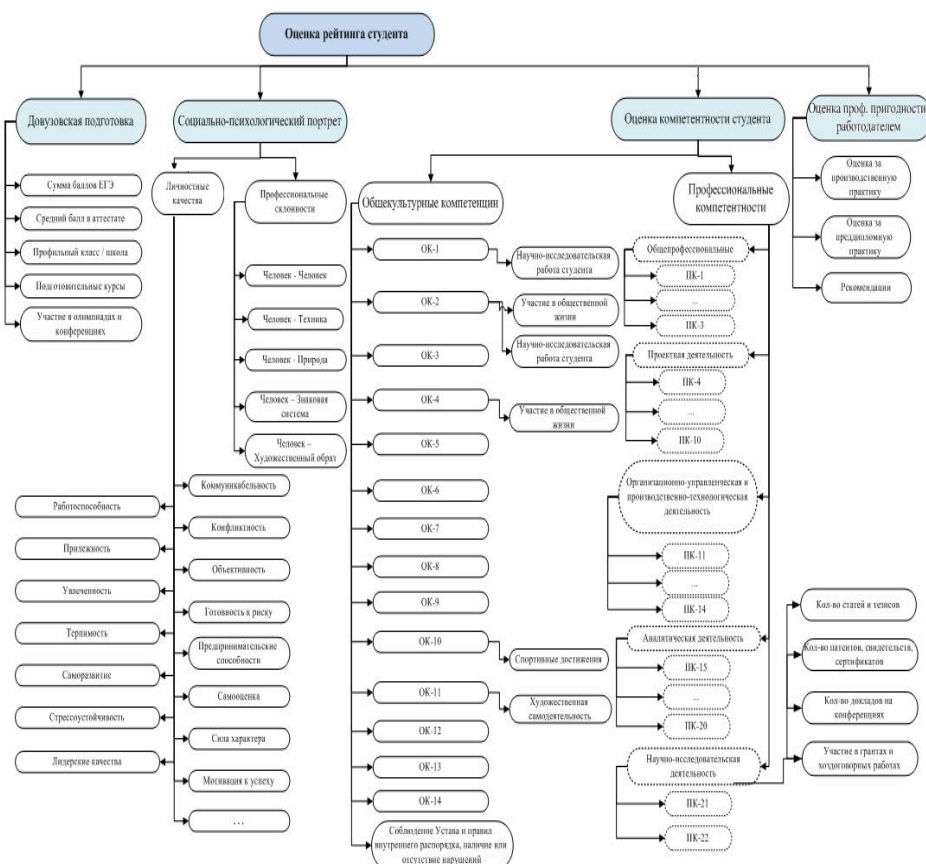


Рисунок 2 – Гибридная модель оценки рейтинга студентов

На рисунке 2 представлена гибридная модель оценки рейтинга студентов. Для оценки компетентности учащихся предполагается использовать модульно-рейтинговую систему. Значения отдельных компетенций, например, относящихся к научно-исследовательской деятельности, можно откорректировать на основе информации об участии студентов в конференциях и олимпиадах.

В узлах дерева на более высоких уровнях, таких как оценка рейтинга студента, оценки компетентности, социально-психологического портрета, довузовской подготовки и оценка профессиональной пригодности работодателем, использовались продукционные экспертные системы, поскольку они являются более близкими и понятными человеку.

Нейронные сети выбраны в тех узлах, где было сложно установить зависимость между входными параметрами и выходом, построить формулу либо правила, но при этом имелась достаточная репрезентативная обучающая выборка.

Однако, классические нейронные сети, такие как многослойные перцептроны, имеют важный недостаток – трудности при объяснении полученных результатов. В специальной литературе приводится два основных подхода к построению логически прозрачных нейронных сетей. Первый подход заключается в контрастировании, т.е. упрощении структуры нейронной сети путем сокращения количества нейронов и связей [3, 4]. Второй подход предполагает использование для решения задачи аппроксимации другого класса нейронных сетей.

В разработанной интеллектуальной системе «Бизнес Аналитик» реализованы нечеткие нейронные сети Такаги-Сугено-Канга (ННС TSK), в которых модель вывода (функция заключения) определяется в виде совокупности  $M$  нечетких правил.

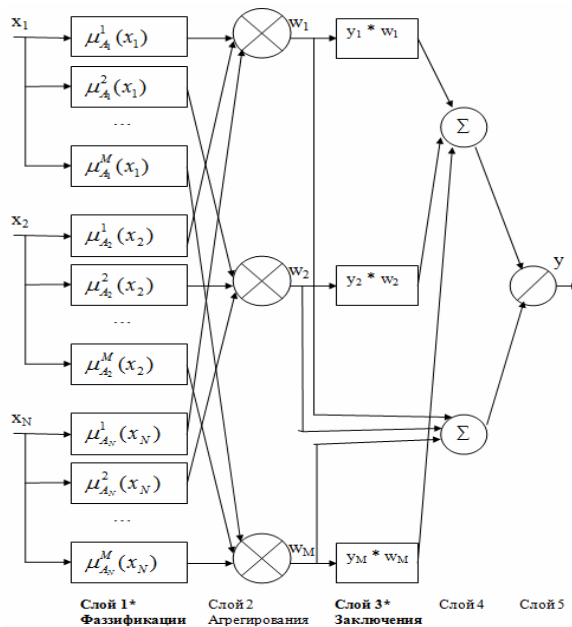


Рисунок 3 – Структура нечеткой нейронной сети Такаги-Сугено-Канга

ННС TSK состоят из 5 слоев, среди которых только 2 настраиваемых – фаззификация и заключения (рис. 3).

Слой 1 выполняет фаззификацию входных переменных, определяя для  $k$ -го правила и входной переменной  $X_i$  значение функции принадлежности. Обычно на практике используется обобщенная функция Гаусса либо сигмоидальная функция.

Слой агрегации определяет уровень активации  $k$ -го правила как результирующее значение функции принадлежности  $W_k$  для входного вектора  $\bar{X}$ . Операции пересечения нечетких множеств соответствуют операции произведения или минимизации.

Слой 3 представляет собой реализацию функции заключения  $Y = F(\bar{X})$ , в качестве которой на практике часто используется обычный полином первого порядка.

Последние 2 слоя не содержат настраиваемых параметров и не нуждаются в обучении. В модели TSK выход системы определяется как средневзвешенное по всем  $M$  правилам.

На примере решения задачи определения профессиональных компетенций студен-

та пройдем все этапы обучения ННС TSK. Входными параметрами являлись организационно-управленческая и производственно-техническая деятельность, аналитическая, научная, проектная, общепрофессиональные компетентности.

1. Предварительная обработка данных (проверка непротиворечивости данных, устранение аномалий, кластеризация). В ИС «Бизнес Аналитик» возможно разбиение обучающей выборки на классы вручную либо с помощью алгоритма  $k$ -means (рис. 4). Количество классов соответствует количеству нечетких правил.

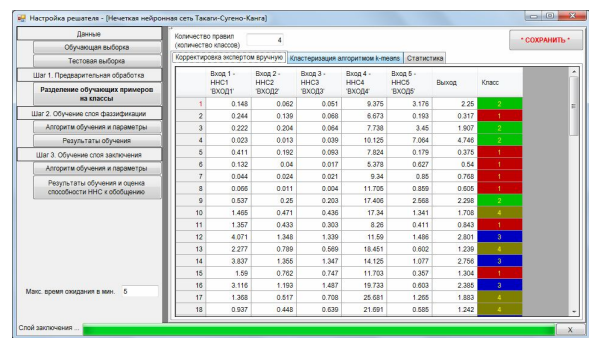


Рисунок 4 – Разбиение обучающих примеров на классы

2. Обучение слоя фаззификации нечеткой нейронной сети

### 2.1 Формирование обучающих выборок

Обучение производится отдельно для каждого правила, поэтому всего потребуется составить  $M$  выборок.

В первую часть выборки включают все примеры, которые относятся к  $k$ -ому классу, и соответственно желаемые выходные значения функции принадлежности равны 1. Во второй части выборки сеть тренируется отделять от  $k$ -ого класса входные сигналы, относящиеся к другим классам. Поэтому в качестве желаемых выходных сигналов использовалось значение 0.

В целях обеспечения сбалансированности набора данных и анализа всей области допустимых значений во вторую часть выборки следует случайным образом включать данные из всех других классов, общее кол-во наблюдений в обеих частях должно быть примерно одинаковым.

### 2.2 Подстройка параметров функций фаззификации

Подстройка параметров нейронов на каждой итерации должна производиться в сторону уменьшения отклонения между вычисленными значениями функции принадлежности и эталонными. В ИС «Бизнес Аналитик»

# РАЗРАБОТКА ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ С НЕЧЕТКО-НЕЙРОСЕТЕВЫМИ КОМПОНЕНТАМИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОЦЕНКИ КОМПЕТЕНТНОСТИ СТУДЕНТОВ

возможно производить обучение слоя фаззификации с помощью градиентных методов (наискорейшего спуска, k-Partan) либо генетических алгоритмов.

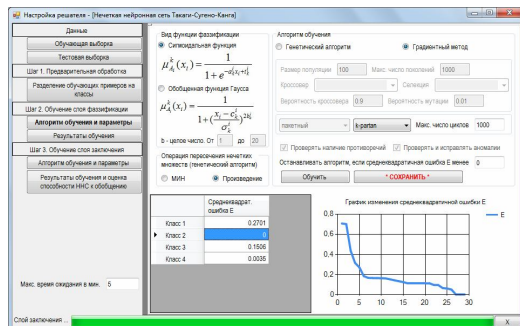


Рисунок 5 – Обучение слоя фаззификации ННС TSK с помощью алгоритма k-Partan

### 3 Обучение слоя заключения нечеткой нейронной сети и тестирование

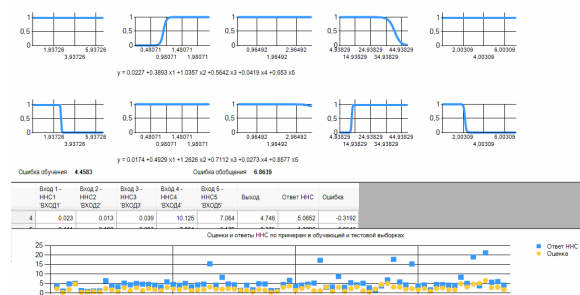


Рисунок 6 – Результат обучения нечеткой нейронной сети на примере решения задачи оценки профессиональной компетентности студентов

Ошибка обучения составила 4,5%. Ошибка обобщения 6,9%. Полученные значения ошибок находятся в пределах допустимых, однако их можно еще уменьшить, если исключить из выборки несколько аномальных примеров. Всего было сгенерировано четыре нечетких правила. По виду функций принадлежности, представленных на рисунке 6, можно определить значимость отдельных входных параметров в каждом правиле. Так, в первом правиле учитываются лишь оценки аналитической и проектной деятельности студента, значения функций принадлежности остальных входов  $X_1$ ,  $X_3$ ,  $X_5$  при любых физических значениях из области определения равны либо близки к единице, следовательно, на уровень активации правила эти три параметра особо не влияют.

В целом, результаты исследований признаны удовлетворительными, однако в дальнейшем предполагается развивать предло-

женную методику и активнее использовать методы нечеткого моделирования в гибридных экспертных системах. В результате внедрения системы кафедра может улучшить свои показатели успеваемости студентов, качества подготовки и дальнейшего трудоустройства по специальности.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Байденко В.И. Выявление состава компетенций выпускников вузов как необходимый этап проектирования ГОС ВПО нового поколения: методическое пособие / В.И. Байденко. – М.: Исследовательский центр проблем качества подготовки специалистов, 2006. – 72 с.
2. Гаврилова, Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем / Т. А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский – СПб.: Питер, 2000. – 384с.
3. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей / А.Н. Горбань. - М.: изд. СССР-США СП "ParaGraph", 1990. - 159с.
4. Миркес Е.М. Нейрокомпьютер. Проект стандарта / Е.М. Миркес. - Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1999. - 337с.
5. Матвеев М.Г. Модели и методы искусственного интеллекта. Применение в экономике: учебное пособие / М.Г. Матвеев, А.С. Свиридов, Н.А. Алейникова. - М.: Финансы и статистика, ИНФРА-М, 2008. - 448с.: ил.
6. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление / А. Пегат; пер. с англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. – 798 с.: ил.
7. Пятковский О.И. Интеллектуальные компоненты автоматизированных информационных систем управления предприятием: Монография / О.И. Пятковский. - Барнаул: изд-во АлтГТУ, 1999. - 351с.
8. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы /Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского - М.: Горячая линия - Телеком, 2006. - 452с.: ил.
9. Bloom, B. S., Engelhart, M. D., Furst, E. J., Hill, W. H., & Krathwohl, D. R. (1956). Taxonomy of educational objectives: the classification of educational goals; Handbook I: Cognitive Domain New York, Longmans, Green, 1956.
10. ФГОС ВПО по направлению подготовки 230700 Прикладная информатика (квалификация (степень) «бакалавр») // Министерство образования и науки Российской Федерации [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – Режим доступа: [http://www.edu.ru/db-mon/mo/Data/d\\_09/prm783-1.pdf](http://www.edu.ru/db-mon/mo/Data/d_09/prm783-1.pdf) - Загл. с экрана

Гунер Михаил Викторович – аспирант, ст. преподаватель, тел.: (3852) 29-09-18, e-mail: [horizont1@mail.ru](mailto:horizont1@mail.ru); Пятковский Олег Иванович – д.т.н., профессор.